

天津大学第十四届“挑战杯”学生课外学术科技作品竞赛

作品申报书

作品名称： 基于自适应终身学习的园区综合能源系统在线调控技术及装置

学 院： 求是学部

申报者姓名： 刘昱麟 樊东来 狄思宇

类别：

- ☐ 自然科学类学术论文
- ☐ 哲学社会科学类社会调查报告和学术论文
- ☒ 科技发明制作 A 类
- ☐ 科技发明制作 B 类

说 明

1. 申报者应在认真阅读此说明各项内容后按要求详细填写。
2. 申报者在填写申报作品情况时只需根据个人项目或集体项目填写 A1 或 A2 表，根据作品类别（自然科学类学术论文、哲学社会科学类社会调查报告和学术论文、科技发明制作）分别填写 B1、B2 或 B3 表。所有申报者可根据情况填写 C 表
3. 表内项目填写时一律用钢笔或打印，字迹要端正、清楚，此申报书可复制。
4. 学术论文、社会调查报告及所附的有关材料必须是中文（若是外文，请附中文本），请以 4 号楷体打印在 A4 纸上，附于申报书后，学术论文及有关材料在 8000 字以内，社会调查报告在 15000 字以内（文章版面尺寸 14.5×22cm 左右）。

A2. 申报者情况（集体项目）

- 说明：1. 必须由申报者本人按要求填写；
 2. 申报者代表必须是作者中学历最高者，其余作者按学历高低排列；
 3. 本表中的学籍管理部门签章视为对申报者情况的确认。

申报者代表情况	姓名	刘昱麟		性别	男	出生年月	2000.4.6
	院系专业	求是学部电气工程及其自动化				年级	2018
	学历	本科	学制	4	入学时间	2018.9	
	作品名称	基于自适应终身学习的园区综合能源系统在线调控技术及装置					
	校内住址	鹏翔四斋 216			宿舍电话	无	
	电子邮件	1262396734@qq.com			手机	16622808551	
其他作者情况	姓 名	性 别	年 龄	学 历	所 在 单 位		
	樊东来	男	21	本科	天津大学求是学部		
	狄思宇	女	21	本科	天津大学求是学部		
资 格 认 定	学院学籍管理部门意见	<p>以上作者是否为 2021 年 6 月 1 日前正式注册在校的全日制非成人教育、非在职的各类高等院校中国学生（含专科生、本科生和研究生）。</p> <p style="text-align: center;"><input checked="" type="checkbox"/>是 <input type="checkbox"/>否</p> <p style="text-align: right;">（部门盖章）</p> <p style="text-align: right;">年 月 日</p>					
	指导教师意见	<p>本作品是否为课外学术科技或社会实践活动成果</p> <p style="text-align: center;"><input checked="" type="checkbox"/>是 <input type="checkbox"/>否</p> <p style="text-align: right;">指导教师签名：</p> <p style="text-align: right;">年 月 日</p>					

B3. 申报作品情况(科技发明制作)

- 说明：1. 必须由申报者本人填写；
2. 本部分中的部门签章视为对申报者所填内容的确认；
3. 本表必须附有研究报告,并提供图表、曲线、试验数据、原理结构图、外观图（照片），也可附鉴定证书和应用证书；
4. 作品分类请按照作品发明点或创新点所在类别填报。

作品全称	基于自适应终身学习的园区综合能源系统在线调控技术及装置
作品设计、发明的目的和基本思路，创新点，技术关键和主要技术指标	<p>（一）作品设计、发明的目的：</p> <p>能源系统是人类社会的重要基础设施，能够为社会生产生活提供如电能、热能、燃气等多种重要资源。随着能源紧缺形势的加剧和自然环境的恶化，构建清洁、低碳、安全、高效和可持续发展的现代能源体系被列为我国能源发展战略。综合能源系统(Integrated Energy System, IES)涉及多种能源的生产、传输转换、存储以及分配等过程，可以实现多种能源的综合管控和协同优化，有利于提升能源利用效率，降低用能成本，保护环境。</p> <p>针对大型产业园区而言，传统能源系统中的电网、热网和气网等分属不同的管理主体，缺乏统一规划，总体能源使用效率不高，用能主体内交互能力较弱，多种能流之间缺乏有效协同，迫切需要对多种能源进行统一运行管控以提升其绿色化和高效化。以多种能源转换设备（如冷热电联产(Combined Cool, Heat and Power, CCHP)、电制氢、热泵(Heat Pump, HP)等）为枢纽的综合能源系统通常是在园区内通过整合电能、天然气、热能以及可再生能源等多类能源，运用信息技术和控制技术，实现不同能源子系统间的协调规划和优化运行一体化的系统^[1]。</p> <p>随着 IES 应用规模的逐渐增大，涉及的能源设备数量急剧增多，其结构变得异常复杂，并且模型假设等因素会造成建模精度的下降，因此单纯的机理分析方法难以应对多能耦合系统的运行分析精度要求。随着大数据和机器学习技术的发展，以及越来越多的测量装备接入能源系统，数据驱动方法在 IES 相关研究中相继出现，一定程度上提升了 IES 建模的精度，但是数据驱动方法需要大量的真实运行数据训练，对数据质量要求较高，模型的可解释性较弱^[2]，鉴于机理建模和数据驱动方法在建模精度、计算效率以及模型可解释性等方面均存</p>

在各自的特点，机理-数据融合的 IES 建模方法也逐渐被研究人员所关注。

实际综合能源系统的运行工况是动态变化的，机理-数据混合驱动模型除了捕捉真实系统的初始特征，还需要能够与真实系统同步演变。随着运行时间的推移，园区综合能源系统的行为特征可能随多方面因素影响而改变，这其中既包括系统设备维护、更新、替换、增减等显性因素，也包括设备老化、管网阻塞、能效变化等隐性因素^[6]。因此，为了能够真实准确反应系统运行工况，模型需要对设备的量测数据进行终身学习并适时做出调整。基于自适应终身学习的机理-数据混合驱动模型能够通过运行信息的反馈，准确捕捉真实系统特征的积累性变化，从而保证模型与真实系统的动态一致。

基于机理和数据混合驱动的园区综合能源系统的建模方法可以在一定上实现优势互补，综合反映能源系统的运行状况并进行协同优化。随着可再生能源的不断发展，无论是当下还是未来很长一段时间，综合能源系统的机理-数据混合驱动建模方法都将是能源领域的重要研究方向，其研究前景广阔。本组成员持全新创意，以建立一套基于自适应终身学习的园区综合能源系统在线调控技术及装置为目标开展本项目的研究。

（二）基本思路：

本项目旨在通过机理分析和数据建模协同驱动的方式，打破冷、热、电、气等供能系统独立规划、建设、运行与服务的既有模式，运用自适应终身学习的方法构建高度协同的综合能源系统，实现多种能源系统的预报、评价、调度、决策及在线优化功能。系统的功能描述如图 1 所示。

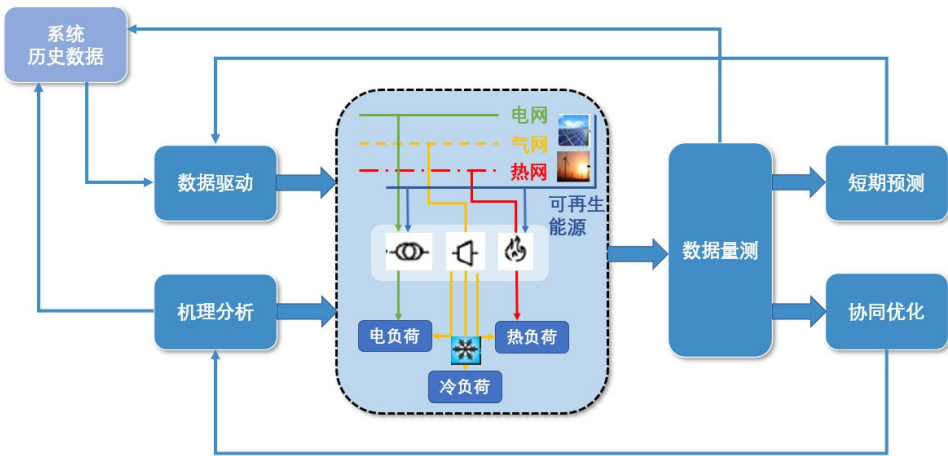


图 1：机理-数据混合驱动下系统功能描述

	<p>技术路线：</p> <ul style="list-style-type: none"> ● 建立园区综合能源系统的机理分析模型 <ul style="list-style-type: none"> ● 将各能源环节抽象为时域/频域、连续/离散、代数/微分/偏微分等多样模型形式。 ● 对 CCHP、HP 等各能源设备进行机理分析并建立稳态运行模型。 ● 针对电、气、热等能源时间尺度不同导致计算难度较大的问题，建立电、气、热多系统统一的参数电路和网络模型。 ● 建立园区综合能源系统的数据驱动模型 <ul style="list-style-type: none"> ● 确定各能源设备的稳态运行边界。 ● 基于量测数据通过神经网络训练确定各出口参数之间的数学关系及出口参数随目标参数的变化情况。 ● 利用已有的数据对系统未来短期运行状况进行预测。 ● 构建各能源子系统的数据库 <ul style="list-style-type: none"> ● 多源数据的价值信息，降低数据规模和复杂度，建立面向不同研究对象的关联数据集。 ● 对园区综合能源系统的运行数据进行实时采集和记录，建立数据驱动下的自主学习和进化机制。 ● 基于自适应终身学习对各能源子系统进行协同优化 <ul style="list-style-type: none"> ● 分别通过串联、并联、嵌入式融合建立机理和数据混合驱动模型。 ● 实现对模型的合理解释，刻画外部信息、环境、人为决策等要素与 IES 的耦合影响，对园区各能源子系统进行协同优化。 <p>（三）项目创新点：</p> <ul style="list-style-type: none"> ● 通过机理分析将 IES 模块化处理，功能设备、能源转换等各环节都可以作为模块个体，支持灵活可扩展的分析应用。 ● 基于数据驱动的方式，通过多源数据的汇集融合、分析计算与可视化，实现从系统全景到关键装置的多尺度状态呈现和分析应用，可以有效提高 IES 传统机理建模方式精度。 ● 从园区系统整体来看，可通过多尺度分析计算模拟系统在不同场景下的动态行为，支撑与外部要素的灵活交互。 ● 基于终身学习的运行模式，系统模型具有动态演化能力，准确捕捉真实系统如设备老化、更新、替换等累积性变化，保证数字-机理模型的动态一致。
--	---

（四）技术关键：

1.冷热电联供系统的全工况机理模型

分布式冷热电联供系统是一种在能量梯级利用原理之下建立的将发电、制冷、供应生活热水一体化的三联供系统，典型的分布式燃气轮机冷热电联供系统与分产系统如图 2 所示。

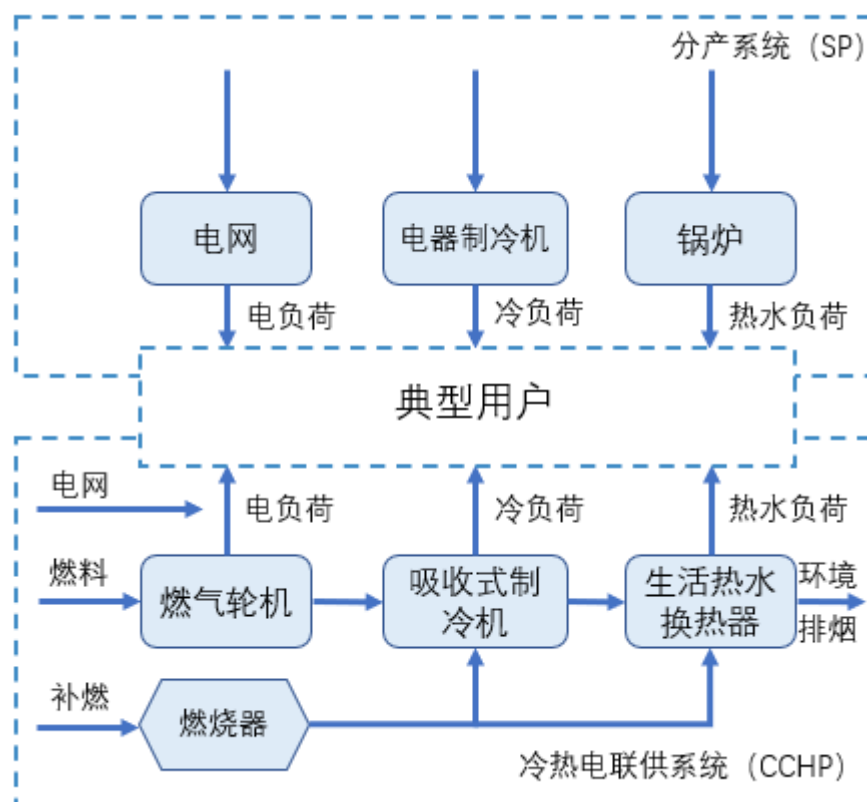


图 2：燃气轮机冷热电联供系统示意图

在冷热电系统进行设计时，通常采用单点设计方法进行系统配置，即根据用户建筑单位面积的设计电负荷、热负荷、冷负荷来确定发电机组、余热回收设备、辅助冷热源的容量大小。在进行冷热电系统的经济性评价时，通常规定机组的年运行小时数与理想运行策略，从而确定冷热电系统的经济性指标。通过这种方式确定的系统实际运行时由于用户负荷变化，设备变工况，环境条件变化等因素会长期处于偏离设计工况的状态运行，容易造成系统实际运行效果达不到设计效果^[3]。

冷热电联供系统是多种设备、多种循环构成的总能系统，有多种负荷输出，因此根据对系统效益关注的不同，存在多种评价指标。由于本项目重点关注联供系统变工况下节能性能下降研究，常用的一次能源利用率过于强调能量数量变化，而忽略了不同能量品位的区别；

而热力学第二定律的焓效率，强调不同能量产品的做功能力，忽略了不同产品价值的不同，目前还没有一个非常好的指标反映系统地性能，所以在本论文中选择了最常用的相对节能率指标作为系统节能性的评价指标。

在追踪电负荷运行策略之下，当联供系统电负荷不足时候，需要从电网输入电负荷满足用户需求，其余时间燃气轮机发电机组负荷输出与用户负荷需求相同。当用户冷负荷或者热负荷输出不满足用户需求时候，系统通过一个燃烧器或者锅炉进行补燃，增加系统冷热负荷输出。

用户电负荷平衡如下：

$$E_{grid} + E_{gt} = E_{building} \quad (1)$$

燃气轮机燃料输入为：

$$F_{gt} = E_{gt} / \eta_{gt} \quad (2)$$

用户冷负荷补燃量：

$$F_{ch}' = \frac{Q'_{cool} - Q_{cool}}{COP_{ch}} \quad (3)$$

用户热负荷补燃量：

$$F_{hc}' = \frac{Q'_{heat} - Q_{heat}}{\eta_{ch}} \quad (4)$$

用户热水负荷补燃量：

$$F_{hw}' = \frac{Q'_{hw} - Q_{hw}}{\eta_{hw}} \quad (5)$$

分布式冷热电联供系统能耗：

$$F_{cchp} = F_{gt} + F_{ch}' + F_{hc}' + F_{hw}' \quad (6)$$

分布式冷点连供系统相对节能率：

$$PES = 1 - \frac{F_{cchp}}{F_{sp}} \quad (7)$$

2.基于神经网络的模块建模

数据驱动模型关注系统内在物理规律,有建模过程简单,且计算成本较机理建模方法低的优点。对于园区综合能源系统的一个模块（如CCHP），可以用神经网络的模型建模。BP（Back Propagation，反向传播）神经网络具有很强的自组织、自学习、自适应和非线性映射能力，因此可以作为构建CCHP数据代理映射模型的合适选择。

神经网络的结构主要包含输入层、隐藏层和输出层，每一层的基本单元为神经元，相邻层节点间全连接。输入层接收输入的多维数据 X ，隐藏层一般为单层或多层神经元来对输入数据进行特征提取和转换，输出层输出最终的结果 Y 。一般来说，输入层和输出层的节点数量是固定的，隐藏层的数量是可以自由指定的。层与层之间通过权值相乘和偏置量连接起来，相邻两层的节点通过全连接方式连接，即上一层的每个节点都会通过权值 w 和偏置与下一层每个节点连接。BP 神经网络的建模流程为：首先初始化各节点的权值和偏置；其次输入训练数据，通过前向传播计算各节点输出值；然后通过输出值和真实值计算偏差函数，再基于预测的偏差反向传播计算各参数的负梯度；最后更新梯度和偏置。迭代上述步骤直到误差收敛，BP 神经网络模型训练完成。

在 Matlab 神经网络工具包中，隐藏层每一层的神经元数目是由程序自动优化得到，而隐藏层的数目是人为设定的。为了得出最合适的隐藏层数目，比较不同的神经网络结构下训练的回归系数及误差，结果最好的数目为最终隐藏层个数。也可以使用遗传算法，将神经网络的结构作为基因，训练误差作为表现型，优化得到最优隐藏层的个数。

3.数据与机理协同驱动的建模

鉴于机理建模和数据驱动方法在建模精度、计算效率以及模型可解释性等方面均存在各自的特点，机理-数据融合的 IES 建模方法也逐渐被研究人员所关注.文献[4]将上述混合建模方法分为串联、并联以及嵌入融合三种方式，如图 3 所示。

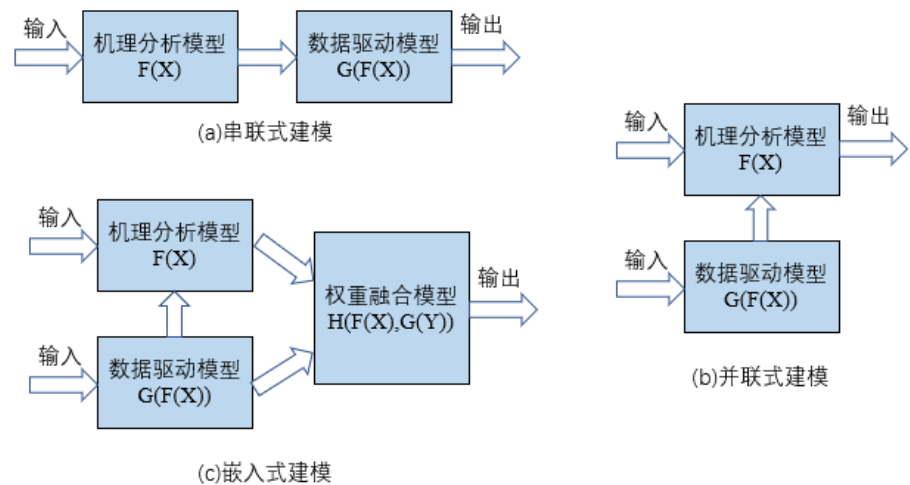


图 3：机理-数据协同驱动建模的三种方式

	<p>在串联方式中，机理模型部分可为数据模型筛选关键特征，以减少数据模型的输入特征的维数，而数据模型同时修正机理模型的结果，该方式可提高模型的精度和计算效率^[5]；在并联方式中，通过对机理模型和数据模型的输出结果进行加权组合得到最终结果，以提升模型预测结果的可靠性，该方式的建模精度和灵活性较高，但计算效率较低；在嵌入融合方式中，以数据模型替代机理模型中较复杂的模块或修正机理模型的参数，该方式提升了模型的计算效率和灵活性，但精度较低。采用串联方式对系统输出功率进行建模，进而基于多种机器学习方法（如 ANNs、SVMs 等）建立输入因素与输出功率间的非线性模型。我们针对微型燃气轮机的多时间尺度动态特性建模问题，采用机理建模方法来建立机电系统的准线性过程模型，而针对非线性的热力子系统则采用基于粒子群优化的径向基 ANNs 模型来拟合其非线性关系，从而给出其嵌入式结构模型。采用嵌入融合方式建立了区域供热网络模型，采用 ANNs 模型表示网络中的质量流量循环，并通过求解连续性方程和能量方程来建立质量流量和温度模型，避免了针对动量方程的耗时迭代求解过程，在保持较高计算精度的前提下提高了求解速度^[6]。</p> <p>参考文献：</p> <p>[1]陈龙，韩中洋，赵珺，等. 数据驱动的综合能源系统运行优化方法研究综述[J].控制与决策,2021,36(02):283-294.</p> <p>[2]王成山，董博，于浩，等. 智慧城市综合能源系统数字孪生技术及应用[J/OL].中国电机工程学报:1-11[2021-02-20]. http://hfffg1b13095ec5284139sq0w6f5fn6mn66cxw.fgfy.eds.tju.edu.cn/10.13334/j.0258-8013.pcsee.201804.</p> <p>[3]陈强. 分布式冷热电联供系统全工况特性与主动调控机理及方法[D].中国科学院研究生院（工程热物理研究所）,2014.</p> <p>[4] Wang Q, Li F, Tang Y, et al. Integrating model-driven and data-driven methods for power system frequency stability assessment and control. IEEE Transactions on Power Systems,2019,34:4557-4568.</p> <p>[5] Guelpa E, Verda V. Compact physical model for simulation of thermal networks [J]. Energy,2019,175: 998-1008.</p> <p>[6] Wu J, Yang Z, Wu Q, et al. Transient behavior and dynamic performance of cascade heat pump water heater with thermal storage system[J]. Applied Energy, 2012,91(1):187-196.</p>
--	---

作品的科学性
先进性(必须
说明与现有技
术相比、该作
品是否具有突
出的实质性技
术特点和显著
进步。请提供
技术性分析说
明和参考文献
资料)

•将环境因素考虑入能源集线器模型

当前有一些研究可以准确构建 CCHP 的稳态及动态模型^[1-3]，但是它们没有在整个热电联产系统中仿真 CCHP 的特性，因此与实际情况有所偏差。在综合能源系统中，我们不仅要考虑 CCHP 的内在特性，也要考虑温度、气压、湿度等环境因素的影响。该模型将烟气温度等变量考虑在内，构建的模型更贴近真实情况。

•采用数据与机理协同驱动的建模方法

综合能源系统通常集成了电力系统、供热系统以及天然气系统等多个能源子系统，各子系统间通过能源转换设备相互耦合形成了复杂的能源网络。文献^[4-6]构建了 CCHP 的机理模型，但是由于众多变量的引入，机理模型的构建会非常复杂。另外，对于机理模型所需的一些变量的测量和计算非常复杂，需要使用近似值，这样也会引入误差。相比于机理建模方法，数据驱动方法无需关注系统内在物理规律，建模过程简单，且计算成本较机理建模方法低。然而，此类方法在建模时需要大量训练数据，对数据的质量要求较高，并且所建通常为黑箱模型，导致其可解释性较弱。因此，本项目采用机理—数据融合的建模方法，用神经网络机器学习的方法得到各个模块的模型，再根据各个模块的能量联系构建整体的系统。这样做的好处是，以数据模型替代机理模型中较复杂的模块或修正机理模型的参数，提升了模型的计算效率和灵活性，同时兼备机理模型的可解释性。

•使用终身学习的方法对模块进行训练

数据驱动建模的误差来源于训练数据的局限，而终身自适应学习解决了这一问题。先用已有的历史数据训练得到 BP 神经网络，在系统运行时得到的输入输出数据也加入训练集中，不断对网络进行训练，有效地减小了误差，且使模型在运行中趋于稳定。

•先进传感、量测技术为综合能源系统建模与实现提供了外在保障

随着物联网、大数据等信息技术的飞速发展，越来越多的测量装备接入能源系统，如广域量测系统(WAMS)、数据采集(SCADA)系统等量测技术，积累了体量庞大的反映能源系统运行状态的在线或离线数据资源。在实际园区综合能源系统建模中，大量的数据保障了数据驱动训练模块的科学性和准确性。

	<p>参考文献:</p> <p>[1] Ceraolo M, Miulli C, Pozio A. Modelling static and dynamic behaviour of proton exchange membrane fuel cells on the basis of electrochemical description. J Power Sources 2003;113(1):131e44.</p> <p>[2] Kong X, Khambadkone AM, Thum SY. A hybrid model with combined steady state and dynamic characteristics of PEMFC fuel cell stack. In:Conf. Rec. IAS annu. Meeting; 2005. p. 1618e25.</p> <p>[3] Sharififi SM, Rowshanzamir S, Eikani MH. Modelling and simulation of the steady-state and dynamic behaviour of of a PEM fuel cell. Energy 2010;35(4): 1633e46</p> <p>[4] Srinivasan P, Sneckenberger JE, Feliachi A. Dynamic heat transfer model analysis of the power generation characteristics for a proton exchange membrane fuel cell stack. In: IEEE system Theory. Proc. of the 35th south eastern symposium on; 2003. p. 252e8.</p> <p>[5] Gandiglio M, Lanzini A, Santarelli M, et al. Design and optimization of a proton exchange membrane fuel cell CHP system for residential use. Energy Build 2014;69:381e93.</p> <p>[6] Ferguson A, Urgusal VI. Fuel cell modelling for building cogeneration applications. J Power Sources 2004;113(1):30e42.</p>
作品在何时、何地、何种机构举行的评审、鉴定、评比、展示等活动中获奖及鉴定结果	暂无
作品所处阶段	(A) A 实验室阶段 B 中试阶段 C 生产阶段 D_____ (自填)
技术转让方式	拟定以专利权转让的方式进行
作品可展示的形式	<input checked="" type="checkbox"/> 实物、产品 <input checked="" type="checkbox"/> 模型 <input type="checkbox"/> 图纸 <input type="checkbox"/> 磁盘 <input checked="" type="checkbox"/> 现场演示 <input checked="" type="checkbox"/> 图片 <input type="checkbox"/> 录像 <input type="checkbox"/> 样品

<p>使用说明及该作品的技术特点和优势，提供该作品的适应范围及推广前景的技术性说明及市场分析和经济效益预测</p>	<p>•科学规划减小用户成本</p> <p>综合能源系统中用户侧的需求日益多样，能源需求的增加以及不同能源的峰谷特性为能源互联网时代下的需求侧管理带来挑战。综合能源系统模型的建立为科学进行需求侧管理提供了便利。</p> <p>•构建综合需求侧管理策略</p> <p>其物理载体是具有用户侧特性和智能量测功能的智能能源集线器，该模型在原有的民用型能源集线器基础上增加信息流，允许用户监视并控制所用能源，使其具有自优化功能，如图所示。智能能源集线器中装载智能电表、传感器等智能设备，智能电表与设备之间通过局域网进行沟通，采用 ZigBee、Z-Wave、KNX 等通讯协议。在能源互联网中，综合需求侧管理策略可通过智能能源集线器集群来得到具体实现，云计算平台以及大数据中心可保证智能能源集线器彼此之间以及智能能源集线器与设备之间的信息传递。该策略基于能源转换的灵活性将多种能源综合考虑，在保证用户舒适度的情况下，减少单一网络的峰谷比，通过协同优化每个智能能源集线器的能源输入，达到经济最优的目的，体现能源网络的互联互通。</p> <p>•对园区多能源混合资源进行日前优化调度</p> <p>以分布式电源、冷热电联供系统为主要供能单元的多能源园区混合能源系统由于具有清洁能源利用、提高能源利用效率、低碳环保的特性，近两年获得了飞速发展。根据 CCHP 内部各单元的运行特征来制定最优调度方案，对 CCHP 内多能源进行优化调度，可实现多种能源互补和可再生能源的充分消纳利用，降低系统运行成本。基于能源集线器模型对多能源园区进行日前优化调度，可充分挖掘电/冷/热不同能源形式之间的相互支撑能力，有助于提高 CCHP 运行的经济性。</p>
<p>专利申请情况</p>	<p><input type="checkbox"/>提出专利申请</p> <p style="text-align: right;">申报号_____</p> <p style="text-align: right;">申报日期_____年____月____日</p> <p><input type="checkbox"/>已获专利权批准</p> <p style="text-align: right;">批准号_____</p> <p style="text-align: right;">批准日期_____年____月____日</p>

	<input checked="" type="checkbox"/> 未提出专利申请
部门 签章	<div>年 月 日</div>

C. 当前国内外同类课题研究水平概述

说明：1. 申报者可根据作品类别和情况填写；
2. 详细、准确填写，此栏有助于评审。

综合能源系统（Integrated Energy System, IES）是指在规划、设计、建设和运行阶段，通过对多种能源的产生、传输与分配(能源供应网络)、转换、存储、消费等环节进行有机协调与优化后，所形成的能源产、供、消一体化的综合系统。

综合能源系统的提出有三重意义：第一，创新管理体制。实现多种能源子系统的统筹管理和协调规划，打破体制壁垒。第二，创新技术。通过研究研发异质能源物理特性，明晰各种能源之间的互补性以及它的可替代性。开发转换和存储新技术，提高能源开发和利用效率，搭配技术壁垒。第三，创新市场模式。建立统一的市场价值衡量标准，以及价值的转换媒介。使得能源的转换和互补能够体现出经济和社会价值，不断挖掘新的潜在市场。综上所述，综合能源系统已成为当前国际能源领域重要的战略研究方向，国内外学者对此已开展诸多研究。

美国在 2001 年提出了综合能源系统发展计划，目标是促进分布式能源（DER）和热电联供（Combined Heating and Power, CHP）技术的推广应用以及提高清洁能源使用比重。2007 年美国颁布了能源独立和安全法，以立法形式要求社会主要供用能环节必须开展综合能源规划，提出重点发展冷热电三联供等技术,将 IES 研究设定为国家能源战略^[1]。而随着天然气使用比例的不断提升，如 2011 年后美国 25%以上的能源消耗源于天然气，美国自然科学基金会、能源部等机构设立多项课题，研究天然气与电力系统之间的耦合关系。美国国家可再生能源实验室于 2013 年成立了“能源系统集成”研究组,将可再生能源融入 IES,通过开发能源系统优化运行解决方案实现低能耗的目标^[2]。奥巴马总统推进的智能电网国家战略，其愿景是构建一个高效能、低投资、安全可靠、智能灵活的综合能源网络，而智能化的电力网络在其中起到核心枢纽作用。加拿大将综合能源系统视为实现其 2050 年减排目标的重要支撑技术，而关注的重点是社区级综合能源系统（Integrated Community Energy System, ICES）的研究与建设，为此加拿大政府在 2009 年后颁布了多项法案，以助推 ICES 研究、示范和建设。

欧洲同样很早就开展了综合能源系统相关研究，并最早付诸实施。通过欧盟框架项目，欧洲各国在此领域开展了卓有成效的研究工作。除在欧盟整体框架下推进该领域研究外，欧洲各国还根据自身需求开展了一些特色研究。以英国为例，英国工程与物理科学研究会资助了大批该领域的研究项目，涉及可再生能源入网，不同能源间的协同，能源与交通系统和基础设施的交互影响以及建筑能效提升等诸多方面。2015 年 4 月“创新英国”机构在伯明翰发起“能源系统弹射器” (energy systems catapult)计划，每年投入 3 千万英镑,用于支持英国的企业重点研究和开发 IES^[3]。此外，2020 年 5 月,欧盟发布了 2030 年 IES 研发路

线图,其建设目标之一是通过先进的控制和调节手段确保 IES 在波动性、约束和不确定性不断增加情况下的最佳运行^[4]。德国的标志性项目是 2008 年启动的 E-Energy,该项目旨在建立以新型通信技术和系统为基础的高效能源系统,利用先进的调控手段应对众多的分布式电源与复杂多变的终端负荷,以提高能源系统运行的经济性^[1]。

日本由于其能源严重依赖进口,因此成为最早开展综合能源系统研究的亚洲国家,并希望通过该领域的技术创新进步,缓解其能源供应压力。在政府大力推动下,日本各界从不同方面对综合能源系统开展了广泛研究(如 NEDO 倡导开展的智能社区和智能微网研究)。日本在 2010 年设置了与之匹配的综合能源服务体系,并包含供热、供气等内容,而在 2012 年日本更注重综合能源的创新,进而扩大本国综合能源可行范围^[5]。

我国于 2016 年发布了《能源生产和消费革命战略(2016-2030)》,制定全面建设“互联网+”智慧能源的行动计划,以促进多种类型能流网络互联互通和多种能源形态协同转化^[6]。2019 年提出了“三型两网”战略目标,以此推动综合能源系统的发展进程。截至目前,我国已通过 973 计划、863 计划、国家自然科学基金等研究计划,启动了众多与综合能源系统相关的科技研发项目,并与新加坡、德国、英国等国家共同开展了这一领域的很多国际合作,内容涉及基础理论、关键技术、核心设备和工程示范等多个方面。两大电网公司、天津大学、清华大学、华南理工大学、河海大学、中国科学院等研究单位已形成综合能源系统领域较为稳固的科研团队和研究方向。

随着大数据与机器学习等信息技术的发展,越来越多的测量装备接入能源系统,如广域量测系统(wide area measurement system,WAMS)、数据采集(supervisory control and data acquisition,SCADA)系统等量测技术,积累了体量庞大的反映能源系统运行状态的在线或离线数据资源。因此,基于数据的机器学习方法,如线性回归^[7]、支持向量机(support vector machines,SVMs)^[8]、人工神经网络(artificial neural networks,ANNs)^[9]、高斯过程(Gaussian processes,GPs)模型^[10]等,已应用于 IES 系统变量的建模中^[11-12]。其基本思想是指用数据资源实现多能源系统的预报、评价、调度、决策和优化等各种期望功能。

数据驱动方法常被应用于设备变量的建模中,如 ANNs 模型被用于废物发电厂设备(如锅炉、汽轮机)^[13]及 CHP 机组^[14]的建模过程中。此外,数据驱动的网络化系统建模方法也被广泛应用,如文献^[15]针对电-热-气耦合的 IES 建模问题,通过采集多能流网络中各节点的数据,提出采用信息熵方法量化可再生能源的不确定性因素以给出 IES 模型的概率型描述。文献^[16]考虑区域热网建模中的水力模型的复杂性,采用线性回归方法对其进行简化。

但目前数据驱动方法在电力系统潮流计算方面的研究成果较为丰富,而在多能耦合的 IES 能流计算问题上应用仍然较少。文献^[17]针对电-热耦合系统的潮流计算问题,提出了一种基于数据的电-热互联 IES 潮流线性化方法,但该方法中电网和热网的线性回归模型是分别建立的,并未对其能源耦合部分进行建模。

综上所述,虽然数据驱动的 IES 相关研究目前已取得了大量成果,但是依旧存在以下几个问题:

(1) 在 IES 建模方面，数据模型无法完全替代机理模型，且模型的训练需要大量训练数据，目前的数据模型难以获得理想的泛化能力；

(2) 由于数据模型无需关注系统的机理信息所建多为黑箱模型，限制了此类方法的大规模应用；

(3) 机器学习方法在 IES 研究中仅处于“计算智能”的阶段，即仅能通过海量历史数据挖掘系统隐含规律，对于多能耦合以及结构复杂的 IES 运行优化问题，亟需研究具备自我感知系统状态和自主决策能力的驱动方法。

尽管数据驱动方法在 IES 研究中存在诸多限制和瓶颈，其未来的应用潜力仍是相当巨大的。在 IES 建模方面，机理-数据协同驱动的方法为未来 IES 建模提供了一个很好的研究方向，可通过机理分析弥补数据模型可解释性差的缺点，并通过数据模型的高精度反向弥补机理模型的复杂度高精度差的缺点。

参考文献:

- [1] 黄建平, 俞静, 陈梦, 赵伟博, 等. 新电改背景下电网企业综合能源服务商业模式研究[J]. 电力与能源, 2018, 39 (03): 344-346+399.
- [2] 美国国家可再生能源实验室. 实验室建设 [DB/OL]. (2020-06-01). https://www.sohu.com/a/213277539_632263.
- [3] 综合能源系统: 寻路能源变革 [DB/OL]. (2020-06-01). https://www.sohu.com/a/280568506_100035875.
- [4] 先进能源科技战略情报研究中心. 欧盟发布到 2030 年综合能源系统研发路线图 [DB/OL]. (2020-06-01). <http://guangfu.bjx.com.cn/news / 20200522 / 1074861.shtml>.
- [5] 贾宏杰, 王丹, 徐宪东, 等. 区域综合能源系统若干问题研究[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(7): 198-207
- [6] 国家发展改革委. 国家发展改革委国家能源局关于印发《能源生产和消费革命战略(2016-2030)》的通知[DB/OL]. (2019-12-30).
- [7] Bishop C M. Pattern recognition and machine learning (information science and statistics)[M]. New York: Springer-Verlag, 2006: 137-173.
- [8] Vapnik V N. The nature of statistical learning theory[J]. Technometrics, 1996, 38(4): 409.
- [9] He C, Ma M, Wang P. Extract interpretability-accuracy balanced rules from artificial neural networks: A review[J]. Neurocomputing, 2020, 387: 346-358.
- [10] Rasmussen C, Williams C. Gaussian processes for machine learning[M]. Cambridge: MIT Press, 2006: 7-30.
- [11] Liu J Y, Shi D L, Li G N, et al. Data-driven and association rule mining-based fault diagnosis and action mechanism analysis for building chillers[J]. Energy and Buildings, 2020, 216: 109957.
- [12] Yang Y P, Li X E, Yang Z P, et al. The application of cyber physical system for thermal power plants: Data-driven modeling[J]. Energies, 2018, 11(4): 690.
- [13] Nikpey H, Assadi M, Breuhaus P. Development of an optimized artificial neural network model for combined heat and power micro gas turbines[J]. Applied Energy, 2013, 108: 137-148.
- [14] Rossi F, Velázquez D. A methodology for energy savings verification in industry with application for a CHP (combined heat and power) plant[J]. Energy, 2015, 89: 528-544.
- [15] Fu X Q, Sun H B, Guo Q Y, et al. Uncertainty analysis of an integrated energy system based on information theory[J]. Energy, 2017, 122: 649-662.
- [16] Guelpe E, Verda V. Compact physical model for simulation of thermal networks[J]. Energy, 2019, 175: 998-1008.
- [17] 卫志农, 仲磊磊, 薛溟枫, 等. 基于数据驱动的电-热互联综合能源系统线性化潮流计算[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(8): 31-37.

D. 推荐者情况及对作品的说明

说明：1. 由推荐者本人填写；

2. 推荐者必须具有高级专业技术职称，并是与申报作品相同或相关领域的专家学者或专业技术人员（教研组集体推荐亦可）；

3. 推荐者填写此部分，即视为同意推荐；

4. 推荐者所在单位签章仅被视为对推荐者身份的确认。

推荐者情况	姓 名	贾宏杰	性别	男	年龄	48	职称	教授
	工作单位	天津大学电气自动化与信息工程学院						
	通讯地址	天津大学卫津路校区				邮政编码	300072	
	单位电话	无				住宅电话	无	
推荐者所在单位签章		<div style="text-align: right;">（签章） 年 月 日</div>						
请对申报者申报情况的真实性做技术水平出阐述		<p>该项目聚焦于当下热点问题，小组成员标新立异，采用机理-数据协同驱动的方法，实现差异互补，项目具有创新性。</p>						
请对作品的意义、适用范围及推广前景做出您的评价		<p>随着当前国内外能源紧缺形式的加剧和自然环境的恶化，提高能源利用率，降低用能成本，保护环境是全世界共同的目标。该项目在此基础上将机理分析和数据建模两种方法相结合，搭配终身学习等技术，可实现综合反映能源系统的运行状况并进行协同优化，其研究前景广阔，适用于多种园区综合能源系统。</p>						
其它说明		无						

推荐者情况	姓 名	穆云飞	性别	男	年龄	36	职称	教授
	工作单位	天津大学电气自动化与信息工程学院						
	通讯地址	天津大学卫津路校区					邮编	300072
	单位电话	15822509583	住宅电话	无				
推荐者所在单位签章		<div style="text-align: right;"> 签章日期 年 月 日 </div>						
请对申报者申报情况的真实性做出阐述		<p>该项目基于自适应终身学习的方法构建高度协同的综合能源系统，实现多种功能，具有较强的实用性。</p>						
请对作品的意义、技术水平、适用范围及推广前景做出您的评价		<p>近年来，可再生能源技术发展迅速，该项目致力于构建清洁、低碳、安全、高效和可持续的综合能源系统，符合国内外发展趋势。技术方面，采用机理-数据协同驱动的方法，弥补了彼此的缺点。该项目成果可以实现多种能源子系统的统筹管理和协调规划，具有很大的适用范围和推广意义。</p>						
其它说明		无						

E. 参赛作品粘贴处

注：此处粘贴自然科学类学术论文类与哲学社会科学类社会调查报告和学术论文类参赛作品正文，科技发明制作类参赛作品的主要技术、图表、作品实物图片等

（一）冷热电联供（CCHP）机理模型

分布式燃气轮机冷热电系统的全工况模型采用分层次模块化建模，如图 E-1 所示，首先将冷热电系统按照物理功能分成子系统，每一个子系统是一个模块，如燃气轮机子系统、吸收式制冷机子系统、换热器子系统、用户负荷子系统、冷热电系统运行控制子系统。将每一子系统按照设备之间的关系联系起来，由一定的控制方式组合成冷热电联供系统全工况模型。每一子系统又可细分为单元部件，模块化全工况建模的核心问题是建立通用性好、准确性高的单元模块模型。

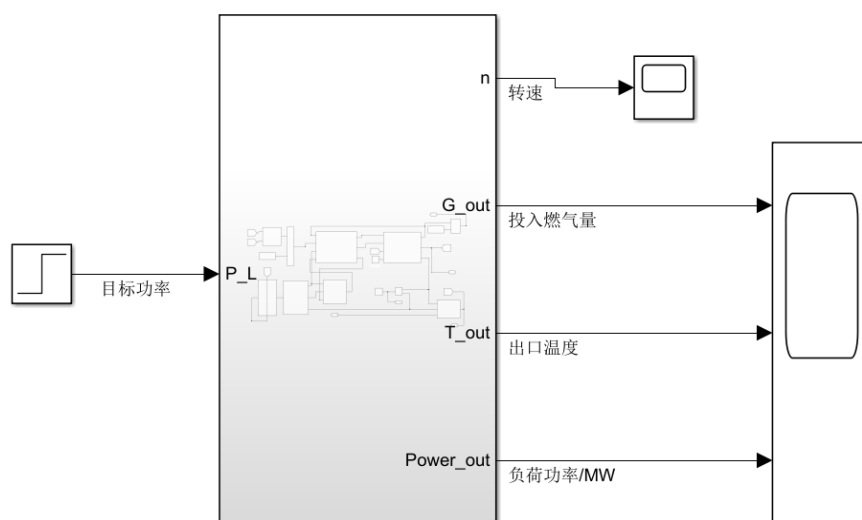


图 E-1：CCHP 分层次模块化模型

燃气轮机为冷热电联供中的核心装置。主要功能为按需输出发电，并将高温烟气排除用于驱动吸收式制冷等下游设备。燃气轮机主要由压缩机、燃烧室及透平组成。本模块基于透平和压缩机的性能曲线构建各自动态模型，并布置容器惯性和转子模块体现输运及转子转速对于系统性能的影响，如图 E-2 所示。模块内布置控制中心，控制核心仍为 PI 控制器。保证在性能允许范围内，燃气轮机按照给定的功率目标，调控燃料量实现对外按需供电。并及时调节转速，适应电网对于频率的要求。

接口说明：

输出接口：烟气温度（单位 K 类型：double）

烟气流量（单位 kg/s 类型：double）

发电功率（单位 kW 类型：double）

转子转速（单位（相对值）类型：double）

输入接口：目标功率（kW 类型：double）

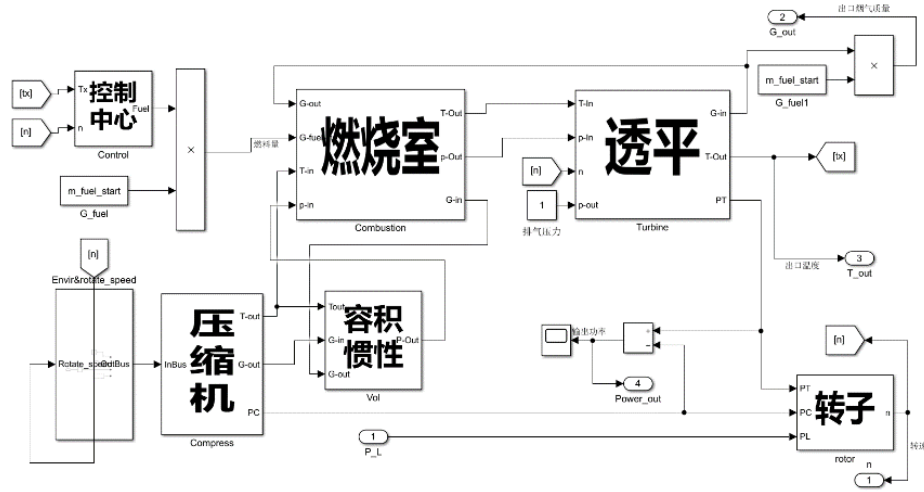


图 E-2：燃气轮机动态框图

（二）机理模型数据读取

为了确定已有机理模型的稳态运行边界及不同目标功率下输入输出的对应关系，我们将 Simulink 仿真与 for 循环语句相结合，相应的 Matlab 代码如下所示。将 Step 阶跃信号输入（即目标功率）的初始值和终止值设置为同一值，不考虑 CCHP 的目标功率跳变现象，通过循环指令将目标功率设置为 0—100 时，仿真总时长为 300，采样时间间隔为 0.01，则出口温度、负荷功率、投入燃气量、转速输出值分别是 30001*101 的矩阵。

```
%%
%Step:
%Before = Initial value
%After = Final value
%%
clc;
clear all;
load_system('CCHP_GAS2018a')
temp = get_param('CCHP_GAS2018a/Step','DialogParameters')
%%
set_param('CCHP_GAS2018a/Step','Before','140');
set_param('CCHP_GAS2018a/Step','After','140');
sim('CCHP_GAS2018a');
tempv = ScopeData1.signals.values;
temp1 = ScopeData2.signals(1).values;
temp2 = ScopeData2.signals(2).values;
temp3 = ScopeData2.signals(3).values;
%%
for i = 102:1:139
    set_param('CCHP_GAS2018a/Step','Before',num2str(i));
    set_param('CCHP_GAS2018a/Step','After',num2str(i));
```

```

sim('CCHP_GAS2018a');
tempv = [tempv ScopeData1.signals.values];
temp1 = [temp1 ScopeData2.signals(1).values];
temp2 = [temp2 ScopeData2.signals(2).values];
temp3 = [temp3 ScopeData2.signals(3).values];
end
%%
xlswrite('Speed.xlsx',tempv)
xlswrite('Input-gas.xlsx',temp1);
xlswrite('Outlet-temperature.xlsx',temp2);
xlswrite('Load-power.xlsx',temp3);

```

(1) 转速-时间曲线

随着目标功率的逐渐增大,转速会发生相应的变化,转速随时间变化曲线如图 E-3 所示。当目标功率较小时(小于 13 时),转速是不稳定的,最终值不会收敛,如图(a)所示。当目标功率增加时,转速初始时刻会有波动,但是最终会趋于稳定,标幺值收敛于 1。随着目标功率的增加(小于 52)时,转速标幺值初始时刻将朝着增大的方向波动,如图(b)所示。当目标功率进一步增加,转速标幺值初始时刻将朝着减小的方向波动,如图(c)所示。

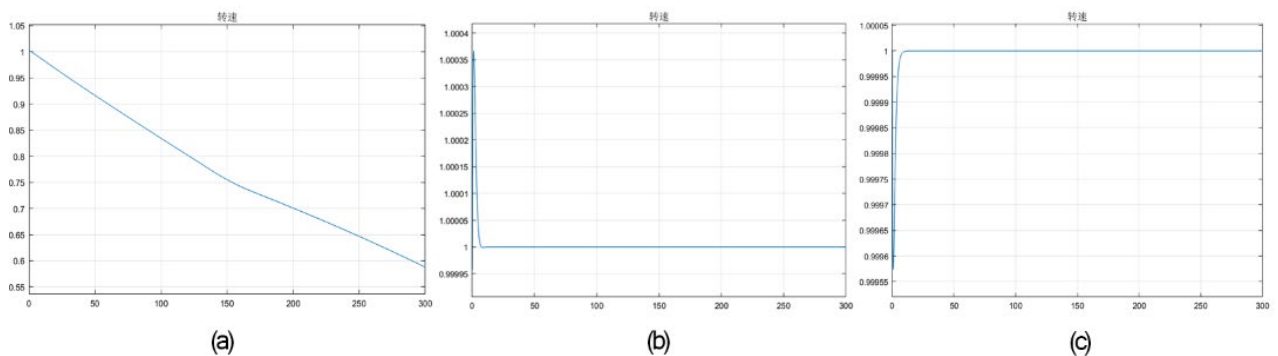


图 E-3: 转速-时间关系曲线

(2) 出口温度、负荷功率、投入燃气量随时间变化曲线

随着目标功率的变化, CCHP 装置的出口温度、负荷功率、投入燃气量随时间变化的趋势会有所不同。当目标功率从 1 变化到 120 时,三者随时间的整体趋势变化如图 E-4 所示。

当目标功率较小时(小于 25),其输出值不是恒稳定状态,负荷输出会存在一个跳变,如图(a)所示,随着目标功率的增加(小于 50),其燃气量的值存在下降趋势,如图(b)所示,最终无法收敛于一个恒定的值,当目标功率在 50-80 之间时,输出结果的稳态值性能达到最佳,如图(c)所示,可认为此范围是该 CCHP 装置的最佳运行区间,若目标功率进一步增加时, CCHP 的稳态性能会进一步发生变化,当目标功率值大于 110 时,其稳态性能较差,输出值无法收敛,如图(d)所示。

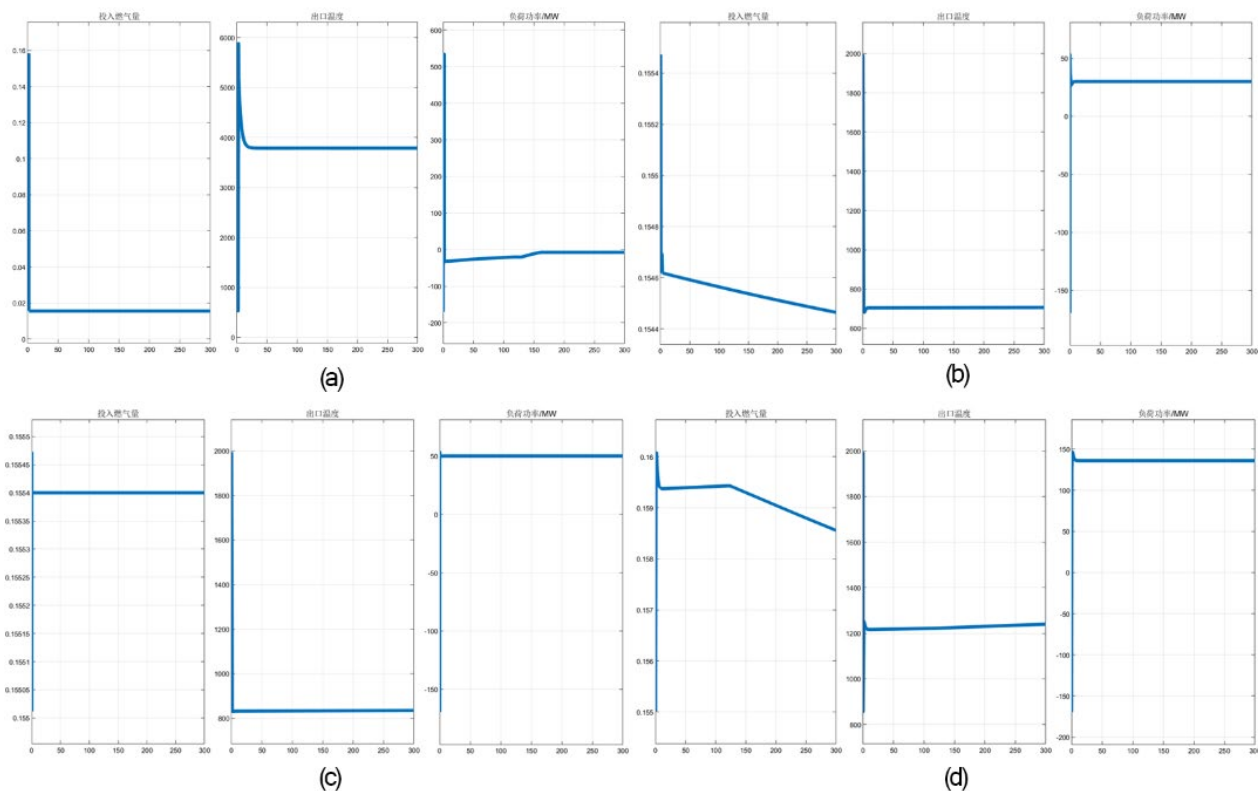


图 E-4：出口温度、负荷功率、投入燃气量随时间变化曲线

(3) 稳态运行边界

在此基础上，继续增加目标功率的值，我们发现，当目标功率的值达到 140 时，CCHP 的稳态性能将会受到破坏，输出值会发生突变，输出结果无法实现稳定，运行结果如图 E-5 所示。

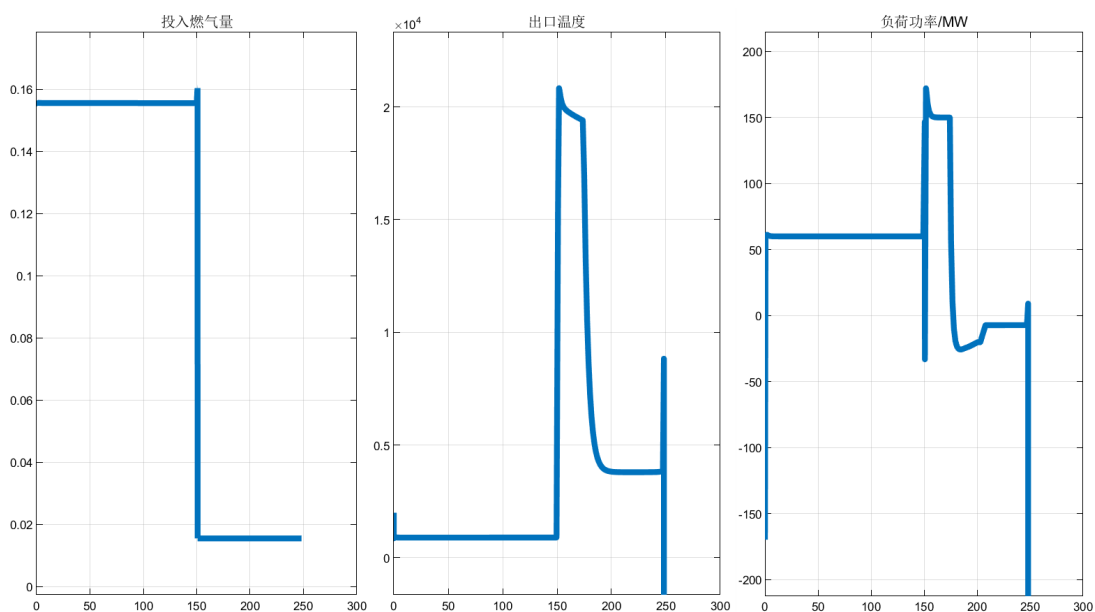


图 E-5：CCHP 的稳态运行边界

（三）基于神经网络的 CCHP 数据驱动模型

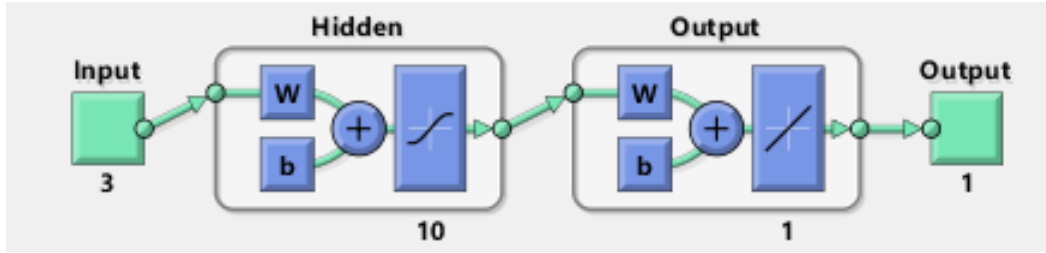


图 E-6：BP 神经网络结构图

根据已有数据，建立误差反传（BP）神经网络进行机器学习，将烟气温度的、烟气流量的、转子转速作为输入量，将发电功率作为输出量，其结构示意图如图 E-6 所示。用得到的 101 组数据训练神经网络，其代码如下。

```
function [Y,Xf,Af] = myNeuralNetworkFunction(X,~,~)
% ===== NEURAL NETWORK CONSTANTS =====
% Input 1
xl_step1.xoffset = [571.2801632;0.01554;0.91391206];
xl_step1.gain = [0.000621849015870584;14.123350034336;23.2266153971649];
xl_step1.ymin = -1;
% Layer 1
b1 = [-3.0098335588642757266;-2.1598599546743186828;1.6537754072844299547;-1.612205382440034418;-
0.0940-0.66210034909015869076;1.5424486194885558277 2.1004030485962386088 -1.6021394544683829064];
% Layer 2
b2 = -0.70238095331072802896;
LW2_1 = [-0.60936103425777543574 -0.36442578773713357743 0.98577109271190188622 -
1.3743017579019443097 0.39711322806563770227 1.1766567503866449673 1.4865824317299916046 ]
% Output 1
yl_step1.ymin = -1;
yl_step1.gain = 0.02;
yl_step1.xoffset = 0;
% ===== SIMULATION =====
% Format Input Arguments
isCellX = iscell(X);
if ~isCellX
    X = {X};
end
% Dimensions
TS = size(X,2); % timesteps
if ~isempty(X)
    Q = size(X{1},2); % samples/series
else
    Q = 0;
end
% Allocate Outputs
Y = cell(1,TS);
% Time loop
for ts=1:TS
    % Input 1
    Xp1 = mapminmax_apply(X{1,ts},xl_step1);
    % Layer 1
    a1 = tansig_apply(repmat(b1,1,Q) + IW1_1*Xp1);
    % Layer 2
    a2 = repmat(b2,1,Q) + LW2_1*a1;
    % Output 1
    Y{1,ts} = mapminmax_reverse(a2,yl_step1);
end
% Final Delay States
Xf = cell(1,0);
Af = cell(2,0);
% Format Output Arguments
if ~isCellX
    Y = cell2mat(Y);
end
end
end
```

```

% ===== MODULE FUNCTIONS =====
% Map Minimum and Maximum Input Processing Function
function y = mapminmax_apply(x, settings)
y = bsxfun(@minus, x, settings.xoffset);
y = bsxfun(@times, y, settings.gain);
y = bsxfun(@plus, y, settings.ymin);
end
% Sigmoid Symmetric Transfer Function
function a = tansig_apply(n, ~)
a = 2 ./ (1 + exp(-2*n)) - 1;
end
% Map Minimum and Maximum Output Reverse-Processing Function
function x = mapminmax_reverse(y, settings)
x = bsxfun(@minus, y, settings.ymin);
x = bsxfun(@rdivide, x, settings.gain);
x = bsxfun(@plus, x, settings.xoffset);
end

```

如图 E-7 所示，使用 15% 的数据进行回归误差检验，得到的 R 值十分接近于 1，说明神经网络模型可以反应变量之间的关系，即输入烟气温度、烟气流量、转子转速，就可以输出准确的发电功率。

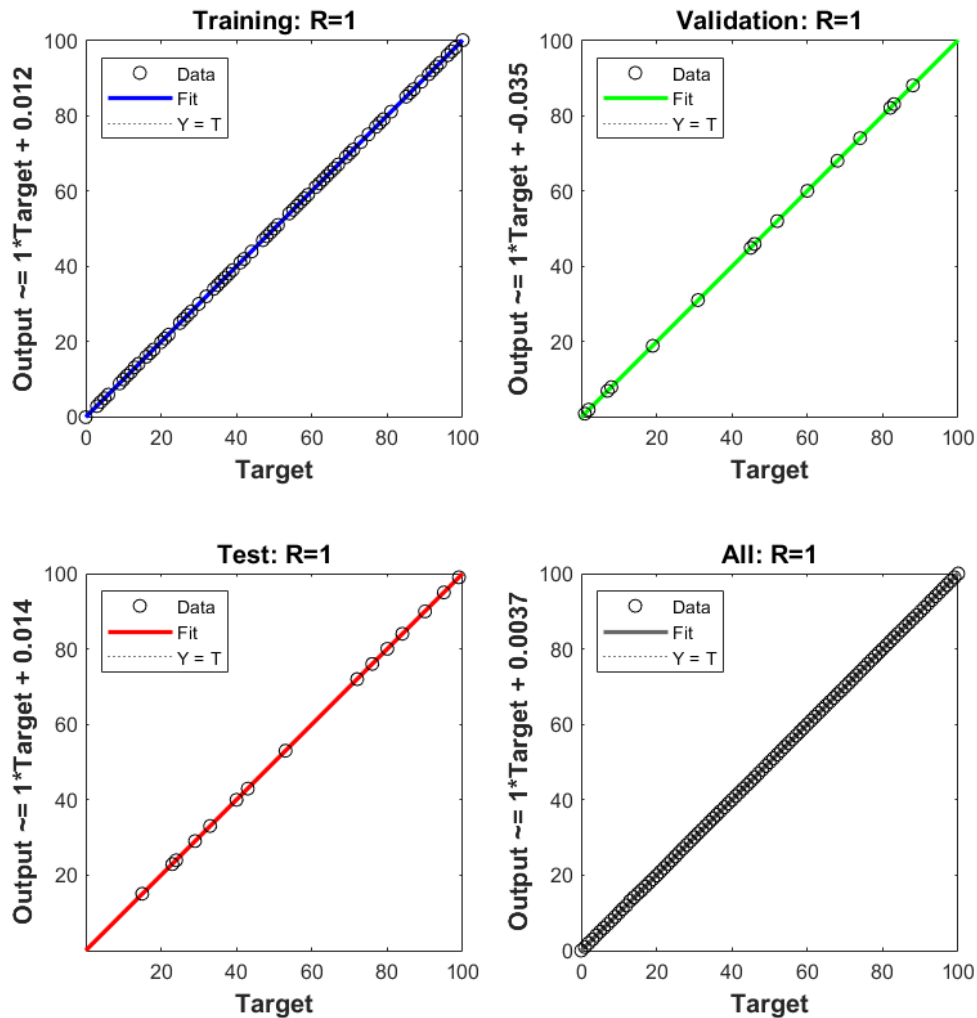


图 E-7: BP 神经网络运算结果